

基于贝叶斯推理的 Web 服务质量评价方法

常国锋,马玉磊

(新乡学院 计算机与信息工程学院,河南 新乡 453003)

摘 要: 为了对 Web 服务质量进行准确评价,提出了一种基于贝叶斯推理的 Web 服务质量评价方法.该方法首先从客观数据和主观数据两个方面,使用最大熵原理提取先验分布信息,然后通过贝叶斯推理出服务质量(QoS)的分布参数,最后使用获得的 QoS 分布参数给出可信的 QoS 后验分布信息,从而对 Web 服务质量进行评价.大量的实验结果表明,本文提出的方法能够准确地对 Web 服务质量进行评价.

关键词: Web 服务;服务质量;最大熵原理;贝叶斯推理

中图分类号: TP919

文献标志码: A

作为一种新型的分布式计算模型协作关系,对动态、跨组织的资源协同共享来说,Web 服务给它创造了难得的机会,不但引起了工业的关注,同时也引起了学术界的高度关注.从某种意义上来说,协同就是对局部的、分离的有优势的资源和能力进行有效的整合.所以,协同一旦形成,对资源的利用就意味着有效使用.协同的表现形式是通过 Web 服务组合^[1]表示出来的.主要体现在对泛在资源的综合利用,例如,泛在设备资源、计算资源与物理资源等.然而随着网络协同融合的深入和各类服务的增加,越来越多的服务都能完成相同的功能需求,在这么多服务中进行选择,不但要考虑完成功能方面的需求,同时也要考虑一些能完成服务质量(QoS, quality of service)非功能的需求,例如,执行时间,完成时间,费用的高低,可靠性,可使用性等.作为 Web 服务组合中一个重要的因素,Web 服务面临的一个重要热点问题就是从越来越多的不确定性的 QoS 属性中选择一个行之有效的方法来满足用户 QoS 需求的服务.

文献[2]中提出了另一种新 QoS 计算模型,该模型的计算是基于已有的质量属性数据,但是该模型没有考虑 QoS 数据的可信性问题.例如,服务信誉的定义就非常简单,就是所有服务使用者反馈的平均值.服务提供者可以多次以虚假身份提交很高的信誉评分,来提升 QoS,同时,具有竞争或敌意的服务提供者也可以提交多次的低评分,来降低 QoS.而在文献[3]中,提出了一个新的 Web 服务选择框架.这个框架是针对 UDDI 标准的扩展实现,将基于语义的 Web 服务匹配和推荐系统相结合来说的.其中基于语义的匹配使用的是服务提供者给出的服务语义描述(包括功能和 QoS 数据),推荐系统的 QoS 数据是服务使用者反馈的,在这个方法中对于 QoS 数据的可信性也同样没有进行考虑,这对于服务结果的选择是非常重要的,它关系到选择结果的可信性和可靠性.基于 QoS 的 Web 服务选择其他研究见文献[4-7].虽然上述方法在基于 QoS 的 Web 服务选择中具有较好的效果,但由于没有考虑 QoS 数据的可信性,即 QoS 数据在实际中往往并不是真实可信的,而这对于服务选择结果的可信性和准确性是至关重要的,结果导致组合服务都以较大概率出现组合失败^[8],造成严重后果.组合失败的原因是 QoS 数据不是可信的,而 QoS 数据在实际中不是可信的原因可概括为以下两点.

1) 服务提供者为了增加自己的利益或吸引更多的用户来使用自己的服务,有可能会发布较高水平和质量的 QoS 数据,例如,在一些应用系统中,例如,金融、在线交易或电子商务等,服务提供者为了能在较短的时间内获得大量的用户来获取到不法利益,从而在提供 QoS 数据(如,可靠性,响应时间等)的时候可能会虚假或夸大的信息来欺骗用户,从而在经济上让用户遭受大的或不必要的损失.

收稿日期:2014-11-26

基金项目:河南省科技厅基础与前沿项目(132300410204);河南省科技攻关计划项目(122102210407).

作者简介:常国锋(1978-),男,河南濮阳人,新乡学院讲师,研究方向为网络安全,计算机应用,E-mail:chgfg@163.com.

2) 服务使用者反馈的 QoS 数据(如用户评价),常常受到用户偏好或自身因素的影响,不同的使用者对同一服务的反馈数据不完全相同.例如,对文献[9]中的新闻多媒体分发服务,一些宽容的服务使用者给出的反馈数据相对比较宽松,一些苛刻的使用者则相对保守,而其他的使用者则相对自然.与此同时,在反馈数据中也存在一些恶意的虚假数据,而平均值的方法缺少能够度量这些质量属性数据有效性的标准.例如,在前文文献[2]中提到的服务信誉就存在恶意的评价问题,服务提供者可以抬高自己的 QoS,服务使用者也可以降低 QoS.另外,还有些用户通过反馈不切实际的数据(如可靠性 100%)来吸引更多用户购买服务或提高其知名度.

因此,对于上述原因产生的数据不能简单地通过过滤或取平均值计算 QoS 值(导致估计值与真实值偏差较大),而应该通过一种方法能动态维护服务提供的 QoS 数据的准确性,保证服务质量维持在一个相对较高的水平,能持续地最大限度地满足客户的要求.

针对以上问题,本文基于最大熵原理和贝叶斯推理,从客观数据(历史统计数据)和主观数据(来自服务提供者)两个方面对 QoS 数据进行评价,提出了一种 Web 服务 QoS 评价方法.该方法首先通过最大熵原理将客观数据(历史统计数据)和主观数据(服务提供者)转化为贝叶斯推理的先验分布,支持 QoS 数据的提取以实现贝叶斯推断,从而对 Web 服务质量进行评价.本文第 1 节介绍本文提出的服务质量评价方法;第 2 节给出仿真实验和相应的数据分析结果;第 3 节总结全文.

1 Web 服务质量评价方法

本节将详细介绍本文提出的 QoS 评价方法:第 1.1 节描述如何通过贝叶斯对 QoS 数据进行推理;第 1.2 节介绍本方法中的最大熵原理;最后(1.3 节)给出 QoS 数据的可信评价方法.

1.1 QoS 数据的贝叶斯推理

针对 Web 服务中,服务组件的 QoS 数据的不可信性,本文应用贝叶斯推理进行度量.该方法联合 QoS 数据的先验分布信息和当前信息(观察样本数据来自专家经验或监测数据)推断 QoS 数据的后验分布.另外,该方法不仅能对单个的参数进行估计,而且也能通过联合分布对多个参数进行估计.

下面给出对 QoS 数据进行推断的一般贝叶斯推理:

1) 参数 θ 为某服务组件 QoS 参数的随机变量,有先验分布 $\theta \sim f(\theta)$,它集中了关于未知参数的先验信息. $f(\theta)$ 表示在观察到样本数据之前对参数 θ 的经验判断,即该 QoS 对应参数模型的先验分布.

2) 选择样本分布 $f(x, \theta)$ 为参数 θ 已知样本 $f(x | \theta)$ 的条件分布. $f(x | \theta)$ 表示参数给定时,样本 X 的分布规律.

3) 贝叶斯推断的出发点为参数 θ 的后验分布,即 X 已知时 θ 的条件分布 $f(x | \theta)$,因为它综合了先验分布 $f(\theta)$ 以及样本分布 $f(x, \theta)$ 所提供的关于参数 θ 的全部信息.后验分布是一切贝叶斯推断出发点,因而计算后验分布就成为贝叶斯推断的主要任务,可以通过下式计算出后验分布为:

$$f(\theta | X) \propto f(\theta) \cdot f(x | \theta). \quad (1)$$

在贝叶斯推理中,当观测数据较多时,QoS 模型的参数一般能够通过最大似然估计^[5](Maximum Likelihood Estimate, MLE)得到.以 5 个属性中的响应时间为例说明.

假设响应时间概率分布中的未知参数为 $\tilde{a} = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$,样本 X_1, \dots, X_n 对应的概率密度数为 $f(x | \tilde{a})$.则似然函数为:

$$L_n(\tilde{a}) = \prod_{i=1}^n f(X_i | \tilde{a}), \quad (2)$$

然后两边取对数可得:

$$l_n(\tilde{a}) = \lg L_n(\tilde{a}). \quad (3)$$

对式(3)求导,并令其等于 0,通过解方程即可求出极大似然估计 $\hat{a} = \{\hat{a}_1, \hat{a}_2, \dots, \hat{a}_m\}$.

然而,当观测数据较少,甚至没有时(比如,新发布的服务或第一次被使用的服务),将导致 MLE 对后验分布估计困难,无法准确地对 QoS 参数估计.然而在实际应用中,我们可以从一些专家建议,用户反馈数据等主观数据中提取相应的先验信息,因此,我们提出使用最大熵原理从主观数据和客观数据中提取(1)式中

的先验分布.下面详细介绍基于最大熵原理的贝叶斯推理.

1.2 最大熵原理

虽然在观测数据较少时,对 QoS 参数估计是困难的,但可以通过 QoS 专家建议和用户反馈数据来弥补观测数据的不足,比如,QoS 专家参与过大量的 QoS 评估,积累了丰富的 QoS 估计经验,另外,用户反馈数据是用户对使用服务后的评价和建议,包含了大量的 QoS 数据评价信息.因此,上述信息均可以通过最大熵原理转化为贝叶斯推理的先验分布.

最大熵原理的主要思想是,在只掌握关于未知分布的部分数据情况下,要对该分布状态进行推断时,应该选取符合这些数据但熵值最大的概率分布作为一种合理分布(在这种情况下,符合已知数据的概率分布可能不止一个).由于熵的定义实际上是一个随机变量的不确定性,熵最大的时候,说明随机变量最不确定,即随机变量最随机,对其行为做准确预测最困难.因此,最大熵原理的实质就是,在已知部分数据的前提下,关于未知分布最合理的推断就是符合已知数据最不确定或最随机的推断,这是唯一不偏不倚的选择,任何其他的选择都意味着增加了其他的约束和假设,这些约束和假设根据所掌握的既有信息是无法得到的.因此,利用最大熵原理最有可能对 QoS 参数的先验分布做出最合理的评估.

设某个 QoS 参数的随机变量为 Y ,其概率分布函数为 $f(D_y \in \mathbf{R})$,则 Y 的熵值可以通过下式求得:

$$H(f) = \int_{D_y} f(y) \cdot \ln f(y) dy. \quad (4)$$

假设我们能获得随机变量 Y 的一组函数 $y_r (r = 1, 2, \dots, m)$,如果我们知道随机变量 Y 的先验信息如下:

$$\int_{D_y} f(y) \cdot y_r(y) dy = \tilde{y}_r, \quad (5)$$

另外对随机变量 Y 存在下式成立:

$$\int_{D_y} f(y) dy = 1. \quad (6)$$

引入拉格朗日乘子 $\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_m$,令

$$F = H(f) - (\lambda_0 + 1) \left(\int_{D_y} f(y) dy - 1 \right) - \sum_{r=1}^m \lambda_r \left(\int_{D_y} f(y) y_r(y) dy - \tilde{y}_r \right), \quad (7)$$

由 $\partial F / \partial f(y) = 0$,可得

$$f(y) = \exp \left(-\lambda_0 - \sum_{r=1}^m \lambda_r y_r(y) \right). \quad (8)$$

则根据最大熵原理,该 QoS 参数的最可能先验分布是在满足约束条件(5)和(6)下使 Y 的熵值 $H(f)$ 最大的分布函数,即式(8).

可以看出,先验信息在使用最大熵原理求解 QoS 参数的最可能分布时发挥了重要作用.然而,在实际中用户给出的 QoS 数据的真实可信性往往很难保证,尤其在以用户为中心的 Web 环境中;另外,历史统计数据或者用户给出的 QoS 反馈数据可能较少,甚至没有(如新注册的服务).因此如何获得有效的先验信息就成了一个至关重要的问题.在本文中,我们从客观数据(历史统计数据)和主观数据(来自服务提供者、用户和领域专家)两个方面提取 QoS 数据作为先验信息;另外,对于无先验信息存在的 QoS,我们使用无信息先验分布代替.

1.3 基于后验分布的 QoS 评价

获得 QoS 参数先验信息(通过最大熵原理)和观测数据(来自专家经验和监测数据)后,我们使用贝叶斯推断能够获得 QoS 参数的后验分布.此时就每个 QoS 参数而言,其边缘密度函数为:

$$p_i(a_i | \tilde{q}) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} p_i(\tilde{a} | \tilde{q}) d(a_1) \dots d(a_{i-1}) d(a_{i+1}) \dots d(a_m), i = 1, 2, \dots, m, \quad (9)$$

此时,相应参数的均值能够通过下式获得:

$$\hat{a}_i = E(a_i) = \int_{-\infty}^{+\infty} a_i \cdot p_i(a_i | \tilde{q}) d(a_i), \quad (10)$$

求得的均值可以用于未知参数的点估计,另外,本文中也使用贝叶斯推理中的最大后验(maximum a posterior)来估计上述参数.

对于 QoS 参数的可信性可以通过被估计参数的方差和置信区间表示. 被估计参数 \hat{a}_i 的方差可以通过下式计算获得:

$$\sigma^2(a_i) = \int_{-\infty}^{+\infty} (a_i - \hat{a}_i) \cdot p_i(a_i | \hat{q}) d(a_i). \tag{11}$$

对于 \hat{a}_i 的置信区间, 假设置信水平为 β_i , 置信区间为 (low_i, up_i) . 为了计算参数 \hat{a}_i 的置信区间, 采用基于后验分布的最大后验密度(highest posterior density) 可信域式获取区间长度最小的置信区间, 如下式:

$$\text{Minimize: } up_i - low_i, \tag{12}$$

$$\text{Subject to: } \int_{low_i}^{up_i} p_i(a_i | \hat{q}) d(a_i) = \beta_i. \tag{13}$$

对上式求解, 可以获得参数 a_i 置信水平为 β_i 的置信区间. 同理, 给定置信水平为 β , 使用最大后验密度能够获得多个参数的置信区间. 假设 C_β 为参数集 \bar{a} 的 n 维置信域, 这时, 可以通过最大后验密度获得 C_β^* , 即 C_β^* 满足 $\max(\oint_{C_\beta} p_i(\bar{a} | \hat{q} d(\bar{a}))) = \beta$.

2 仿真实验

根据本文提出的服务质量评价方法, 可以将先验信息获得服务质量的均值 a 和标准差 b , 同时将利用最大熵原理结合对应的约束条件推导出服务质量表 1 中的概率密度函数^[10].

表 1 服务质量的仿真数据

| 序号 | 随机产生的数 | | | | | | | | | |
|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|----------|
| 1 ~ 10 | 3.291 6 | 2.597 4 | 4.760 3 | 4.869 4 | 5.970 6 | 3.809 0 | 4.700 7 | 4.130 5 | 4.841 3 | 8.070 3 |
| 11 ~ 20 | 3.787 0 | 2.305 3 | 5.938 8 | 3.192 9 | 5.071 8 | 3.744 9 | 6.070 8 | 6.105 8 | 4.592 6 | 0.891 35 |
| 21 ~ 30 | 5.265 1 | 8.185 9 | 7.036 8 | 1.839 2 | 4.842 7 | 3.636 7 | 2.950 9 | 2.531 3 | 5.577 6 | 4.141 4 |

设服务质量 X 的概率密度函数为 $p(x), x \in [0, 1]$, 则对连续分布的先验信息提取, 对 X 应用最大熵原理如下:

$$\text{Maximize: } H_x = - \int p(x) \ln p(x) dx, \tag{14}$$

$$\text{Subject to: } \int_0^{10} p(x) dx = 1, \tag{15}$$

$$\int_0^{10} (x - a)^2 p(x) dx = b^2. \tag{16}$$

通过引入拉格朗日乘子 λ_1, λ_2 解得:

$$p(x) = \exp(-1 + \lambda_1 + \lambda_2(x - a)^2), \tag{17}$$

利用约束条件(15)和(16)可以求出(17)中的参数 λ_1, λ_2 . 最后利用定积分表可以得到服务质量 X 的概率密度函数为:

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}b} \exp\left(-\frac{(x-a)^2}{2b^2}\right), \tag{18}$$

其中 a 为均值, b 为标准差. 说明服务组件的服务质量 X 服从正态分布, 这与文献[11]中的假设吻合, 同时也说明本文在可信反馈算法中对数据的选取是合理的.

下面我们通过可信反馈算法过滤后的服务质量数据(或者通过模拟的观测数据集)来估计服务质量分布参数 a 和 b , 假设可信反馈算法过滤后的服务质量中 $a = 5, b = 2$. 该数据集中包含 30 个服务质量数据, 如表 1.

对表 1 使用最大似然函数求得参数 a 和 b 的估计值为 $\hat{a} = 4.49, \hat{b} = 1.68$, 与真实参数值相比错误率分别为 10.2% 和 16%. 下面对同样的数据集我们使用本文的评价方法估计参数 a 和 b .

假设由服务专家给出的参数 a 的均值 $\mu_a = 5$, 标准方差 $\sigma_a = 1$, 参数 b 的均值 $\mu_b = 2$, 标准方差 $\sigma_b = 1$, 使用最大熵原理分别得到 $a \sim N(5, 1), b \sim N(2, 1)$, 因此先验联合分布为

$$p(a,b) \propto \frac{1}{2\pi\sigma_a\sigma_b} \exp\left(-\frac{(a-\mu_a)^2}{2\sigma_a^2} - \frac{(b-\mu_b)^2}{2\sigma_b^2}\right). \tag{19}$$

根据(3) 我们得到后验分布:

$$\begin{aligned} p(a,b|\tilde{q}) &\propto p(a,b) \cdot (\tilde{q}|a,b) \propto \frac{1}{2\pi\sigma_a\sigma_b} \exp\left(-\frac{(a-\mu_a)^2}{2\sigma_a^2} - \frac{(b-\mu_b)^2}{2\sigma_b^2}\right) \cdot (\tilde{q}|a,b) \propto \\ &\frac{1}{2\pi\sigma_a\sigma_b} \exp\left(-\frac{(a-\mu_a)^2}{2\sigma_a^2} - \frac{(b-\mu_b)^2}{2\sigma_b^2}\right) \cdot \prod_{i=1}^{30} \frac{1}{\sqrt{2\pi}b} \exp\left(-\frac{(x_i-a)^2}{2b^2}\right) \propto \\ &\frac{1}{2\pi\sigma_a\sigma_b} \exp\left(-\frac{(a-\mu_a)^2}{2\sigma_a^2} - \frac{(b-\mu_b)^2}{2\sigma_b^2}\right) \cdot \frac{1}{(2\pi b^2)^{15}} \exp\left(-\frac{\sum_{i=1}^{30} (x_i-a)^2}{2b^2}\right) = \\ &\frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{(a-5)^2}{2} - \frac{(b-2)^2}{2}\right) \cdot \frac{1}{(2\pi b^2)^{15}} \exp\left(-\frac{690.4066 - 269.4999a + 30a^2}{2b^2}\right) = \\ &\frac{1}{5.9004 \times 10^{12} b^{30}} \exp\left(-\frac{(a-5)^2}{2} - \frac{(b-2)^2}{2} - \frac{690.4066 - 269.4999a + 30a^2}{2b^2}\right). \end{aligned}$$

根据(16) 可以分别获得参数 a 和 b 的边缘后验密度函数,如图 1(a) 和(b).

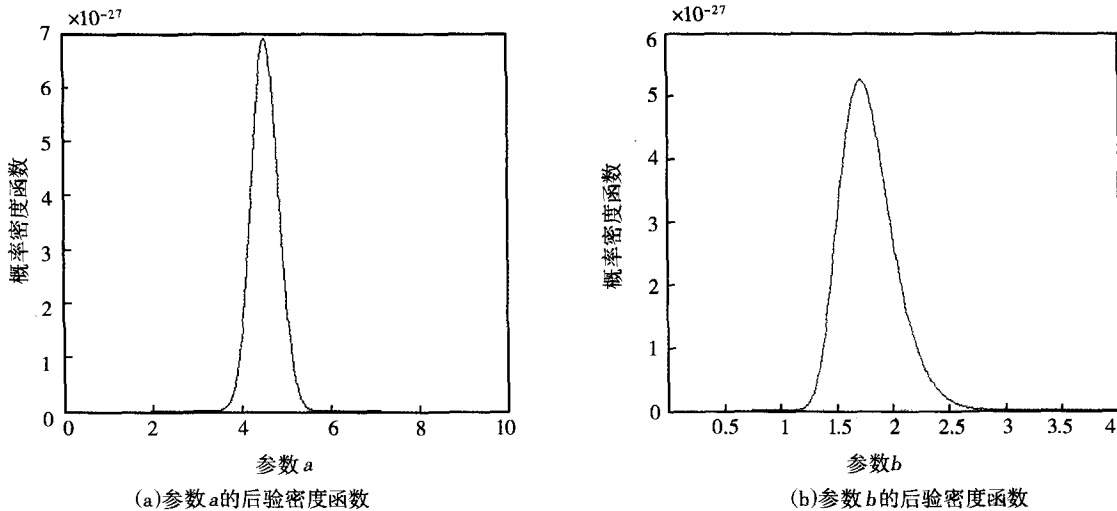


图1 参数 a 和 b 的后验密度函数

根据(17)可以估计到参数 a 和 b 的均值为 $\hat{a}=4.67, \hat{b}=1.82$, 与真实参数值相比错误率分别为 6.6% 和 9%, 要小于最大似然函数方法的错误率, 表明本文的评价方法在求解 QoS 的概率分布上更有效.

3 总 结

现有的基于 QoS 感知的 Web 服务组合中, 通常假定服务提供者 and 用户给出的 QoS 数据都是真实可信的, 然而这一假设在实际中往往很难保证^[11]. 为此, 本文提出了一种基于贝叶斯推理的 Web 服务质量评价方法. 该方法首先从客观数据(历史统计数据)和主观数据(来自服务提供者)两个方面, 使用最大熵原理提取先验分布信息, 然后通过贝叶斯推理出不同 QoS 的后验分布, 从而综合评价, 获得准确的 QoS 数据. 为了验证本文方法的有效性, 通过仿真实验说明该方法能够有效地削弱不可信的 QoS 数据对服务质量评价的影响, 增强了服务于质量评价的准确性.

参 考 文 献

[1] Jarma Y, Bolor K, de Amorim M D, et al. Dynamic Service Contract Enforcement in Service-Oriented Networks [J]. IEEE Transactions on Services Computing, 2013, 6(1):130-142.
 [2] Wang S G, Sun Q B, Yang F C. Towards Web Service selection based on QoS estimation [J]. International Journal of Web and Grid

- Services, 2010, 6(1):424-443.
- [3] Blanco E, Cardinale Y, Vidal M E. Experiences of sampling-based approaches for estimating QoS parameters in the Web Service composition problem [J]. International Journal of Web and Grid Services, 2012, 8(1):1-30.
- [4] Wang S, Sun Q, Yang F. Quality of service measure approach of web service for service selection [J]. IET Software, 2012, 6(2):148-154.
- [5] 王尚广, 孙其博, 张光卫, 等. 基于云模型的不确定性 QoS 感知的 Skyline 服务选择[J]. 软件学报, 2012, 23(6):1397-1412.
- [6] Amin A, Colman A, Grunskel L. An Approach to Forecasting QoS Attributes of Web Services Based on ARIMA and GARCH Models [C] In Proceedings of the IEEE 19th International Conference on Web Services, Honolulu, 2012.
- [7] Zheng Z, Zhang Y, Lyu M R. Investigating QoS of Real-World Web Services [J]. IEEE Transactions on Service Computing, 2012, 6(2):132-144.
- [8] Jing Z H, Huang Zhenqiu, Kwei-Jay L. A Hybrid Diagnosis Approach for QoS Management in Service-Oriented Architecture, in Web Services [C]. 2012 IEEE 19th International Conference on, Beijing, 2012.
- [9] Mehdi M, Bouguila N, Bentahar J. "Trustworthy Web Service Selection Using Probabilistic Models," in Web Services[C]. 2012 IEEE 19th International Conference on, Beijing, 2012.
- [10] 尤建新, 孟银薇. 基于 Web 数据挖掘的网站知识获取及应用[J]. 上海大学学报, 2014, 20(3):261-273.
- [11] 陈卫东, 李敏强, 赵庆展. 基于 P2P 环境下的 Web 服务选择信任模型研究[J]. 计算机科学, 2015, 42(1):113-118.

Web Service Quality Measure Based on Bayesian Inference

CHANG Guofeng, MA Yulei

(College of Computer and Information Engineering, Xinxiang College, Xinxiang 453003, China)

Abstract: In order to obtain accurate measurement of Web service quality, this paper proposes a Web service quality measurement approach based on Bayesian inference. The approach firstly extracts the quality of service (QoS) prior distribution from the objective data and subjective data by Maximum entropy principle, and then Bayesian Inference is used to infer the QoS posterior distribution, finally, accurate QoS can be obtained. Some experiments are illustrated to show the accuracy of our approach for QoS measurement.

Keywords: Web service; quality of service; Maximum entropy principle; Bayesian inference